

NIRS を用いた前額部脳血流動態によるオフライン集中度計測

井上敦暉^{†1} 鶴浩二^{†2}

概要：現在、e-learning など Web 学習が広まってきている。しかし、これらは学習者の集中状態を Web コンテンツ作成者等が評価するのは難しい。そこで、本研究では脳血流動態を用いて集中度をリアルタイムで計測し、遠隔学習の効率向上を目指した。また、本研究は、集中力など関連性が高い前額部測定で、手軽に扱える NIRS を用いた。被験者に IQ 問題などの 3 種類の課題を提示した。集中状態と、閉眼などの 3 種類のリラックス状態のデータを取得した。解析には、誤差逆伝播法などを使用して高い識別性能を期待できるニューラルネットワーク (NN) を用いた。その結果、被験者 7 人のデータで構築した NN で、判別率が 86.6%であり、NN で集中度が評価可能であることを確認した。

キーワード：脳・神経系、ニューラルネット、学習支援

Offline concentration measurement by cerebral blood flow in the forehead using NIRS

ATSUKI INOUE^{†1} KOJI TSURU^{†2}

Abstract: Currently, a web learning system is spreading. However, it is difficult to evaluate the concentration of learners by Web content creators. In this study, we measured concentration using cerebral blood flow by the Near-infrared spectroscopy (NIRS) device and aimed at improving the efficiency of distance learning. In addition, the NIRS which can be easily handled are used in the previous forehead measurement, which is highly relevant to concentration. Three kinds of tasks were presented to the subjects, and the data of three kinds of relaxed state were obtained. We used neural network (NN) as an analysis method, which can expect high identification performance using the error backpropagation. As a result, it was confirmed that the determination rate was 86.6%, which was constructed with the data of seven subjects. And the concentration level was able to be evaluated by NN.

Keywords: Brain and nervous system, neural net, learning support

1. はじめに

現在、情報機器を用いた学習方法である e-learning が、PC やタブレット・スマートフォンなどの携帯型の端末などの普及により注目されている。その利便性から大学、通信教育や会社、学習塾などで多く活用され、新たな学習方法の一つとして認知されつつある。しかし、学習者の状態や集中度などを評価しにくいという欠点がある。本来の学習スタイルでは、学びを提供する教師（提供者）と学習する生徒（学習者）はお互いの存在を視認することができる。つまり、寝ている、話をしている、授業に関係ないことをしているなどは一目で把握することが可能である。しかし、e-learning では学習時においての学習者の状態を知る術はない。そこで、様々なシーンごとにおいて集中しているかどうかの度合いを知ることができれば、学習者の学習方法に合わせた Web コンテンツを作成することなどが可能である[1]。また、リアルタイムに近い状況で、測定を行うことで集中度の変化を学習者自身にフィードバックして、学習効果を高めることができる。

類似研究として、カメラで撮影した写真から、集中しているかどうかを判別する研究がある[2]。学習における被験者の集中力の変化を撮影した写真に写った被験者の顔や目などから判断するものである。しかし、顔や目などの特徴は被験者ごとに個人差があり、表情が集中度に大きく関わってくる。

別の研究としては、椅子に装着した加速度センサーを用いて、PC を使った学習時の集中の度合いをリアルタイムで送信し、被験者に PC 上で、伝える研究がある[3]。しかし、椅子の動きなどは、集中度というよりもその人の性格や癖に作用されるため、集中度の信頼度が低いと考えられる。

そこで本研究では、人間が意識的に操作することができない脳の活動などの生体情報を用いることで集中度測定を行う。また、集中度と関連性がある測定部位を選ぶ必要があり、Web コンテンツ作成者でも扱える手軽さでもある。したがって、本研究では思考や集中と関連が深い前頭前野の機能に着目する。また、測定装置は、光トポグラフィ装置 (NIRS) を利用するものとした。NIRS は、手軽でかつ拘束性も少なく、日常に近い環境で脳血流を測定可能であるので、本研究の目的に適していると言える。NIRS を使用したときに得られるデータは、電極 (ch) 毎の酸素化ヘモグロビン (Hb) を利用する。

^{†1} 大分工業高等専門学校 電気電子情報工學専攻
National Institute of Technology, Oita College, Electrical and Electronic and Information Engineering

^{†2} 大分工業高等専門学校 情報工学科
National Institute of Technology, Oita College, Information Engineering

解析には、集中とリラックスのデータの違いを的確に見分けることができる判別方法を選択する必要がある。考えられるものとして、SVM やニューラルネットワークなどがある。例えば、SVM は、高い判別率を期待できるが、特徴量などの決め方次第では、テストデータに対する判別は、悪くなることも多い。本研究で扱う脳血流は、はっきりとした特徴量を定めることは、脳波などに比べて困難である。そこで、本研究では脳血流の解析にニューラルネットワーク (NN) を着目した。NN は、誤差逆伝搬法などを使用して、重みを自動で調整し、かつデータにはっきりとした違いを見つけにくいものでも高精度の分類が可能である。よって、本研究で扱う脳血流データでも高い判別率を期待できる。また、学習データ数が増えれば、データを与えた際に、類似したパターンを見つける精度が高くなるため、解析の正確性の向上も可能である。したがって、本研究では集中度測定における解析で NN を使用する。

本研究では、学習効果を間接的に評価するため、NIRS を用いて学習に対する集中度のパラメータをリアルタイムで取得することを最終目標に、オフラインでの集中度計測を目的として研究を行った。

2. 実験方法

2.1 光トポグラフィ装置 (NIRS)

NIRS は、生体透過性の高い近赤外光を用いて、生体内のヘモグロビンの変化を非侵襲で測定できる装置である。また、近赤外光は、骨や皮膚などを透過することも可能である。NIRS の信号は、動脈などの血管のうち、どの Hb の情報なのか判断が難しい。しかし、Hb 変化の NIRS 信号に対する寄与率は、血管分布によって異なると考えられている。脳血流動態の測定により、健常者 (正常)、うつ病、双極性障害、統合失調症を判断する研究にも使われており、医師による病気の診断の補助としても、使用されている[4]。脳の前頭前野の機能と関連性が強いことから、脳機能の研究でも大きく期待されている。

近赤外光は、可視光より波長が長く、皮膚や頭蓋骨の透過性が比較的高く、頭皮上から大脳の表面に光が到達するようになる。近赤外光は波長が約 700~1000nm の電磁波で、波長が 350~700nm の可視光と異なり生体透過性が高くなっている。近赤外光を頭部に照射すると血液や骨、皮膚や脳組織といった頭部を構成するものにより吸収と散乱を受けて近赤外光が減衰する。

生体内で吸光度が変化する、減衰する主な成分は血液中の Hb である。Hb は酸素が結合した状態の酸素化 Hb と結合していない状態の脱酸素化 Hb で吸光する割合が変化する事となる。近赤外光が透過する領域中の Hb の状態が変化するとヘモグロビン自体の吸光スペクトルに従って透過し、検出される近赤外光の強度が変化すると考えられ

る。近赤外分光法は、これらの性質を利用して、酸素化 Hb と脱酸素化 Hb の濃度変化を算出して、測定を行う。本研究では、前額部における集中や思考などによって、変化するデータを扱うため、酸素化 Hb の濃度変化に着目して、実験を行った。

2.2 ニューラルネットワーク

NN は、人間の脳の神経回路の仕組みを模したモデルのことをいう。コンピュータに学習能力を持たせることで、様々な問題を解決するためのアプローチが可能となる。単純な処理を高速に行うことに秀でている。しかし、人間にとって簡単な動作である、手を動かしたり、物体を認識したり、物体の質感を理解したりという処理はコンピュータにとっては、非常に複雑な処理である。このことから、コンピュータの苦手とする問題に対し、人間の脳のメカニズムをコンピュータ上で人工再現することで、解決を図ろうとしたものが NN である。

NN はあくまで人間の脳のメカニズムを模しているだけであり、脳の機能を再現するための学習方法ではない。NN は、問題解決の手段であるという認識である[5]。

NN には、パーセプトロンという階層型のネットワークと、パーセプトロンの問題を解決した バックプロパゲーション (誤差逆伝播法) などが存在する。バックプロパゲーションは、入力層、中間層 (隠れ層)、出力層の 3 層から構成されるフィードフォワード型のモデルであり、基礎はパーセプトロンである。

NN の構造について説明を行う。NN は、入力を用意して、それらに対して重みをつけることで情報に対する判断を下し、次の層のニューロンへと渡す。それを各層に対して繰り返すことで、前層の情報からさらに複雑な判断を行うことが可能である。さらに、誤差逆伝播法を用いて、繰り返し学習を行い、精度の向上を行っている。つまり、単純に考えれば、多層化することやニューロン数を増やすことなどで高度な意思決定を行えるように考えられる。しかし、単に多層化や、ニューロン数を増やすことで高精度な解析が行える訳ではない。多層化などは、同時に過学習や処理効率の悪化を招く恐れがある。また各層ごとに、活性化関数または伝達関数と呼ばれている関数を適切に判断する必要がある。

2.3 実験装置、ソフトウェア

本研究では日立ハイテクノロジーズ社製の研究用ウェアラブル光トポグラフィ WOT-100 16CH を用いて実験を行った[6]。また、使用したソフトウェアとして、MATLAB R2013a, LabVIEW を用いて実験を行った。MATLAB は、NN による解析やフィルタをかけるために使用した。LabVIEW は、被験者が行う課題を交互に表示するプログラムを運用するために使用した。

図1が実験で用いたNIRS装置の携帯制御ボックスとヘッドセットである。手軽に脳前額部の脳血流動態を計測でき、リアルタイムでデータを無線通信で計測用PCに送信可能である。この装置は、データを解析するにあたって、データを見分けるためのマーカーの機能なども搭載している。また、本実験では使用していないが、スタンドアローンモードによる解析も行える。



図1 ウェアラブル光トポグラフィ装置
Figure 1 Wearable optical topography equipment

2.4 被験者

本研究では、NNを用いた集中度測定の可能性を検証するために、前年の研究で高い判別率となった10人の被験者データのNN1と、複数の異なるパターンの集中とリラクスのデータで作成した7人の被験者データのNN2を、テストデータを用いてそれぞれ評価した。この時、NN1の被験者は、平均年齢19.8歳の男性8名、女性2名の合計10名である。NN2の被験者は、平均年齢20.0歳の男性6名、女性1名の合計7名である。被験者全員には、「大分高専 ヒト及び動物を対象とする研究に関する倫理審査規定」に基づいて、インフォームドコンセントを得た。また、実験前には被験者全員に本実験の目的と安全性、実験の流れを説明した。

2.5 測定方法

実験は一般的な個室などでの測定を想定していることから、電磁シールドルームなどの特異的な場所ではなく、実験室で行った。

NN1の実験方法は、被験者には、椅子に座ってもらい、落ち着いた時にNIRSの取り付けを行った。測定時間は1回20秒で、間に5秒のレストを挟んで連続で行う。はじめは、IQテストの問題を1問20秒以内に解いてもらい、この時、問題の正答率や時間内に解けるかなどは考慮せず、また時間内に解けた場合などには問題文を頭の中で読むなどして、問題に注目してもらった。次にリラククス時には、20秒間、何も考えずに閉眼してもらった。閉眼時間が終了

したことの合図は、5秒間の休息時に実施者が被験者の肩を軽く叩くこととした。これを1サイクルとして、合計10サイクル行った。また、NN1の実験のサイクルを表したのが図2である。図2の図からも確認できるように、NN1に関しては、集中とリラクスの課題を連続して交互に行うこととした。

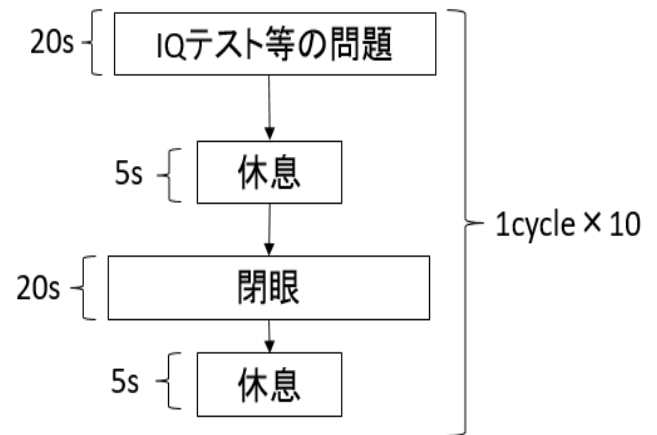


図2 NN1の実験サイクル
Figure 2 NN1 experiment cycle

次にNN2の実験方法は、7人の被験者には、NN1と同様に測定準備を行った。NN2では、実験開始1分の測定データは、除外した。実験開始30秒までのデータは脳血流の変化が安定せず、測定する上で妥当とは言えない。また、30秒を超えた後も、被験者によっては、脳血流変化が安定しない。このことから、ほぼ全ての被験者の脳血流変化が安定している1分後のデータが有効だと判断し、それ以前は除外することとした。被験者は、測定終了まで与えられた一つの課題に取り組んでもらい、1データを20秒として、これを5サイクル繰り返した。また、5サイクル繰り返すまでは、連続で測定を行った。その後、2分近く休憩を入れて、最終的に計6回行った。また、課題は6回すべて異なるものとした。集中の課題として、IQテストの問題、読書、数学の筆記問題の3種類を用意した。この時、問題の正答率などは考慮しない。あくまで、測定終了まで、課題に集中して取り組むことを重視した。リラクスの課題としては、閉眼、問題を眺めてもらう、楽な姿勢で静止の3種類とした。この時、被験者には何も考えないように指示した。また、NN2の実験のサイクルを表したのが図3である。図3の図からも確認できるように、NN1とは違い、NN2では課題を交互に行うのではなく、連続して1つの課題に取り組んでもらうこととした。測定時間に関しては、NN1は一人の被験者が10分ほどで測定可能であるが、NN2は、1つの課題を連続して行うことから、測定時間が16分近くになる。しかし、被験者に対して、NN2の方が間に十分休憩をとっており、またNN1では交互に繰り返すのでパターン

化してしまうが、NN2 は課題がサイクルごとに異なるので飽きなども少ない。このことから、測定時間は長くなるが、NN2 のデータも NN1 同様に、実験データとして妥当だと判断した。

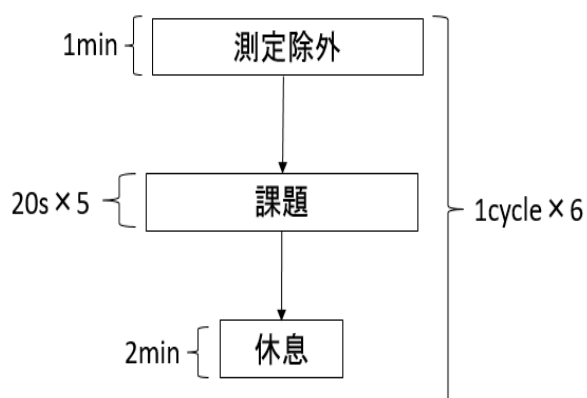


図 3 NN2 の実験サイクル
Figure 3 NN2 experiment cycle

NIRS を被験者に装着してもらった時に図 4 のような状態となった。図 4 は、正面からの写真となっており、動かないように固定した。また、学習データの測定に関しては、測定実施者が装着を手助けした。図 5 は、実験時の測定者の状態を表したものである。測定者は、図 5 のように PC 画面に表示される課題に取り組んでもらい、また測定実施者から行われる指示に従ってもらった。



図 4 NIRS 装着

Figure 4 NIRS installation



図 5 NIRS 測定

Figure 5 NIRS measurement

集中度を評価するためのテストデータには、学習データとは異なる 6 種類のデータを 2 つずつ用意した。また、テストデータは、学習データの測定も行った 1 人の被験者から測定した。

2.6 解析・識別手法

解析には、MATLAB R2013a の機能を利用した。測定した NIRS データには、低周波ノイズが存在するので生デー

タによるグラフは、右肩上がりになってしまう。このノイズを除去するために、MATLAB R2013a の機能を用いて、0.01Hz のハイパスフィルタを適用して、脳血流の波形を表示した。本実験の特徴量は、フィルタをかけたデータを高速フーリエ変換したときの ch ごとの最大スペクトルとした。この時、周波数は考慮していない。特徴量を最大スペクトルにした理由として、データに違いを見つけにくい脳血流データでも、FFT によって高低差が生まれ、集中とリラックスのデータも違いが現れると考えたことからである。また、以前の研究において[7]、ある程度の識別ができていたことから、妥当と判断した。NN1,2 の構造は、1 層目をシグモイド伝達関数、2 層目は双曲線正接シグモイド伝達関数、3 層目は、線形伝達関数としてそれぞれ構築した。隠れニューロン数は、10 であり、学習を行うデータの割合は、80%で、検証データ、テストデータは、それぞれ 15%、5%とした。これらの NN の構造を表したのが図 6 である。また、NN に用いた関数の式を表したものが表 1 である。

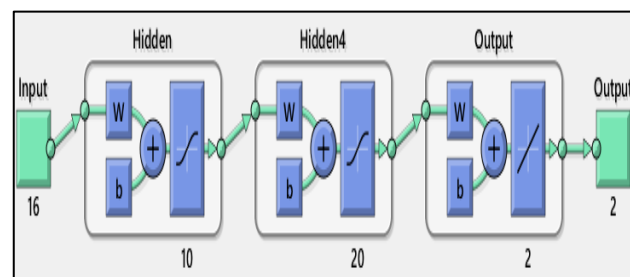


図 6 ニューラルネットワーク構造

Figure 6 Neural network structure.

表 1 活性化関数

Table 1 Activation function.

関数名	関数の式
シグモイド伝達関数	$\frac{1}{1 + e^{-ax}}$
双曲線正接シグモイド関数	$\frac{2}{1 + e^{-2x}} - 1$
線形伝達関数	x

本実験における集中度として、NN にテストデータを与えると、集中かリラックスかを返す。NN は、この時テストデータが集中とリラックスのどちらに近いかを重みの比率を調整することで判断する。例えば、比率を調整した結果、1 つのテストデータが集中:リラックス=0.7:0.3 となった時には、数字が大きい 0.7 を採用して、そのデータを集

中と判断している。他に、集中:リラックス=0.2:0.8の時には、数字が大きい0.8を採用して、リラックスだと判断する。これは、数字が大きいほどそのパターンに近いことを意味している。そこで本研究では、NNが判断するための0.7などの値を集中度として利用した。また、解析時には、パーセンテージで表示して、グラフとしての見やすさを向上した。

3 実験結果

3.1 識別結果

2.3で作成した2つのNN1,2の平均的な判別率を表したのが図7,8である。図7の被験者10名のNN1の平均的な判別率であり、84.0%となった。また、判別率の計算は、NN1,2それぞれの学習データを用いた。図8は、被験者7名のNN2の判別率であり、86.6%となった。判別率自体を比較した場合、NN2の方が2.6%高くはなっているが、結果としてNN1,2で判別率に大きな差はないと言えた。また、判別率が80%を超えていることから、ある程度NNに信頼性があると言える。

40.0	6.0	1	出カクラス
10.0	44.0	2	
1	2	84.0	
目的クラス			

図7 NN1の判別率

Figure 7 NN1 discrimination rate

43.3	6.7	1	出カクラス
6.7	43.3	2	
1	2	86.6	
目的クラス			

図8 NN2の判別率

Figure 8 NN2 discrimination rate

3.2 集中度解析結果

作成したNN1,2を用いて、いろいろな場面での集中度を調べた結果が図9,10である。図9,10の縦軸は集中度の変化を表しており、横軸は2.2で作成した被験者1名の12個のテストデータをそれぞれ表している。図9は、2つの閉眼と読書1のテストデータが誤判別していた。また、ほぼ全てのテストデータが50%付近に偏っている結果となった。

図10のグラフにおける集中度の結果を確認すると、IQ2のテストデータのみが誤判別している結果となった。読書1に関しては、50%近くになっているが、リラックスのデータが全て30%以下の結果になっていることから、読書1を集中とするのは妥当だと判断した。集中度の値自体は、まだ信頼性はないが、集中かリラックスかを判断するという点において、作成したNN1,2それぞれ7割近いテストデータを正しく判断できる結果となった。

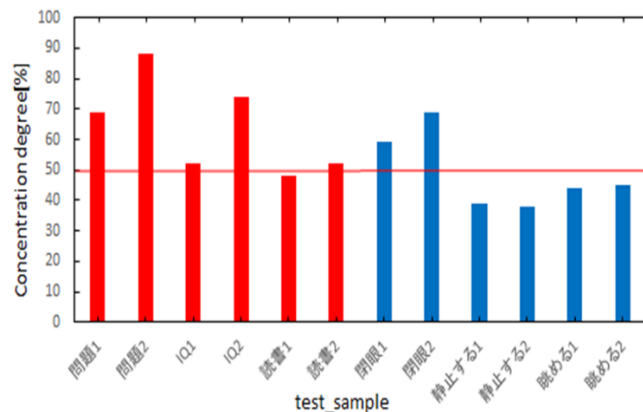


図9 NN1のテストデータごとの集中度

Figure 9 NN1 concentration by test data

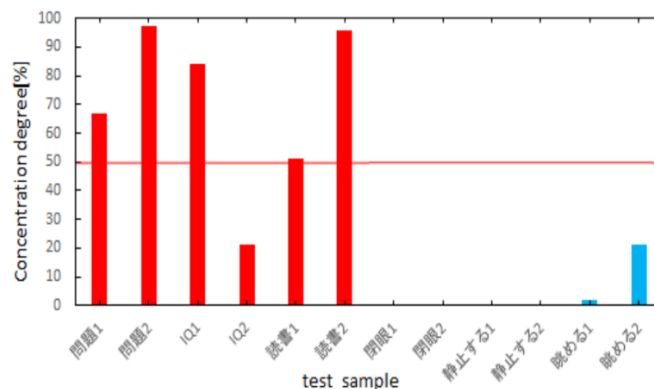


図10 NN2のテストデータごとの集中度

Figure 10 NN2 concentration by test data

4 考察

3の実験結果から、現状の集中度で、9割近いテストデータを正しく判別できた。図9のNN1では、2つの閉眼と読書1のテストデータ以外は正しく判別できている。これらが誤判別している原因として、閉眼のテストデータは、NN1,2の構想段階に作成したNNでは正しく判別を行えた。また、その時のNNでは、図9のテストデータは問題と閉眼以外は、あまり正しく判別できなかった。そして、NN1に関しても実行によっては、閉眼を正しく判別できるパターンも存在する。このことから、閉眼の誤判別はNNの実行タイミングや種類に作用されていると考えられる。した

がって、NN のデータ判別が最も良いタイミングの NN を保存するか、NN の構造自体を変化させる、閉眼のテストデータを再取得するなどの対応が必要となる。読書 1 に関しても同様の考察が言える。読書 1 のテストデータも、実行などによっては結果が変化しやすい。このことから、テストデータの再取得が必要である。また、今回のテストデータは被験者 1 人からのみ取得しており、別の被験者によるテストデータや学習データに使われていない被験者データに関しても検証を行う必要がある。

図 10 の NN2 による集中度計測で、IQ2 は誤判別している。しかし、それ以外のテストデータに関して、正しく判別できている。したがって、NN1 の時と同じ考察以外に、IQ2 のテストデータのみが電極などの関係で正しく測定できていなかった可能性も考えられる。NIRS は、装着時に電極が正しく反応しているかどうか確認している。しかし、測定時のふらつきや振動などによっては、電極の接触が悪くなる時がある。測定実施者が波形変化を確認しながら、実験を行っているが、波形が大きく変化している時に電極の接触が悪くなっても、気づきにくいことがある。つまり図 10 は、IQ2 のテストデータのみが悪い結果となっていることから、電極の接触異常も考えられる。したがって、IQ2 のテストデータは、再検証を行う必要がある。

図 9 のテストデータは、比較的集中度が 50% 近くに偏っている傾向にある。しかし、図 10 のテストデータは図 9 より両極端な結果となっている。本研究において、理想的な解析結果は、図 10 である。テストデータは、集中かリラックスをしている状態のデータを取っていると仮定している。つまり、結果としては 50% 付近に偏るのではなく、両極端なグラフになるのが妥当である。このことから、NN1 に関して NN の構造が妥当でないか、用いた学習データが適切でない、2 つの可能性が考えられる。しかし、学習データのみを変更した 7 人の NN2 では高精度の解析を行えている。したがって、NN1 は、学習データに問題があると考えられる。以上のことから、現状行える考察では、7 人の学習データによる NN2 の方が本研究に妥当だと結論できる。つまり、集中度を NN で評価することは可能であると言える。

NN1 と NN2 のそれぞれの集中度計測の実験結果から、集中度計測は学習データに大きく作用されると考えられる。NN1 の実験デザインにおける学習データは、集中とリラックスのデータを連続して交互に取っている。また、集中とリラックスの課題は、それぞれ 1 種類ずつである。しかし、NN2 の実験デザインにおいて、集中とリラックスの課題は、それぞれ 3 種類に増え、データの取得方法も交互ではなく、同じデータを連続して取っている。また、反応が安定しない開始のデータは除外している。この実験デザインの変更だけで、集中度が 50% 近くに偏っていた NN1 が、NN2 では集中とリラックスがデータに明確な違いが出るような結

果となった。したがって、集中度計測に関する実験では、NN の構造や多くの被験者データを取ることも重要だが、適切な実験デザインを構成して、NN の学習データなどを作成することが最も必要だと結論できる。

5 まとめ

本研究では、手軽に脳の活動を計測できる NIRS を使って更なる Web 学習の効率向上を行うことを目標に実験を行った。結果、集中とリラックス状態をある程度正しく判別できる NN を作成した。また、NN を用いた集中度計測が行える可能性を示した。

参考文献

- [1] 堀将道, 光トポグラフィを用いた Web 学習時における集中度の測定, (2015 年).
- [2] 有田 皓亮, 高橋 健一, 上田 祐彰, e ラーニングにおける Web カメラによる集中度の判定, 広島市立大学大学院, (2010 年).
- [3] 大久保 雅史, 藤村 安耶, 加速度センサーを利用した集中度合い推定システムの提案, 同志社大学, (2008 年).
- [4] 日本大学医学部 脳神経外科 酒谷薫, "NIRS の測定原理", 株式会社新興医学出版社 NIRS -基礎と臨床-, Pages 3 (2012 年).
- [5] 著 Michael Nielsen, 訳「ニューラルネットワークと深層学習」翻訳プロジェクト, ニューラルネットワークと深層学習, 第 1 章 (2014 年).
- [6] ウェアラブル光トポグラフィ WOT シリーズオンラインカタログ.
- [7] 山本碧, NIRS を用いた前額部脳血流動態による心理状態の識別, (2016 年).